



## تشخیص جوجه مرغ‌های بیمار بر پایه صدای منتشره از آنها

### مطالعه موردی: بیماری کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A

محمد صادقی<sup>۱</sup>، احمد بناکار<sup>۱\*</sup>، مقداد خزایی<sup>۱</sup>، محمدرضا سلیمانی<sup>۲</sup>

۱- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، استادیار و دانشجوی دکتری گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم دانشکده کشاورزی

دانشگاه تربیت مدرس

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم طیور دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس.

ایمیل مکاتبه کننده: [ah\\_banakar@modares.ac.ir](mailto:ah_banakar@modares.ac.ir)

#### چکیده

در این مقاله به تشخیص و طبقه‌بندی جوجه مرغ‌های مبتلا به بیماری کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A از روی صدا پرداخته شده است. بدین منظور ابتدا پرندگان به دو دسته سالم و بیمار تقسیم و در قفس‌های جداگانه قرار داده شدند. پس از گذر از دوره رشد اولیه، باکتری کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A در روز چهاردهم به جوجه‌ها تلقیح گردید. هر روز در شرایط یکسان و کنترل شده، صدای جوجه‌ها توسط یک میکروفن و کارت داده برداری ضبط شد. سیگنال‌های صدا در حوزه زمان بررسی شدند و در مرحله استخراج ویژگی، تعداد ۲۳ ویژگی برگزیده شد و با استفاده از روش FDA، پنج تا از بهترین ویژگی‌های بدست آمده در مرحله استخراج ویژگی انتخاب گردید. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شدند. شبکه عصبی شناسایی الگو (NNPR) به عنوان شبکه عصبی مصنوعی و طبقه بند این پژوهش به کار گرفته شد. در مرحله اول شبکه عصبی با ۳۴ نمونه آموزش داده شد تا ساختار مناسب شبکه حاصل شود و پس از آن با ۸ نمونه مورد آزمون قرار گرفت تا دقت آن در تشخیص سیگنال صدای پرندگان بیمار از سالم بدست آید. دقت شبکه عصبی، ۸ روز پس از اعمال بیماری ۱۰۰٪ بدست آمد.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی صدای پرندگان، شبکه عصبی مصنوعی، داده‌کاوی، کاهش ابعاد.

#### ۱- مقدمه

امروزه بعضی از بیماری‌ها به دلیل خسارات اقتصادی که در فرآیند پرورش مرغ ایجاد می‌کنند از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. تورم نکروتیک روده یکی از این بیماری‌هاست که در سال ۱۹۶۱ توسط Parish کشف شد. بعد از ممنوعیت آنتی بیوتیکی که از ژانویه ۲۰۰۶ اعمال گردید، شیوع بیماری رو به فزونی گذاشت و سالانه بالغ بر ۲ میلیارد دلار خسارت ایجاد می‌کند. این بیماری به وسیله کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A ایجاد می‌شود که یک باکتری بی‌هوازی، گرم مثبت، میله-ای شکل و اسپوردار است. بیماری باعث تحلیل رفتن پرزهای روده، کاهش قدرت جذب مواد مغذی و در نهایت افزایش



بیش از اندازه ضریب تبدیل غذایی می‌شود، که این ضریب تبدیل غذایی به دلیل اینکه ۶۰-۷۰ درصد هزینه یک مرغداری را خوراک آن تشکیل می‌دهد از اهمیت به سزایی برخوردار است. بیماری در سنین ۲-۳ هفتگی بروز می‌کند و دارای یکسری علائم ظاهری و کالبد شکافی است (Ficken et al., 1997). آزمون‌های غیرمخرب امروزه نقش بسیار مهمی را در زندگی انسان‌ها ایفا می‌کنند. آزمون غیر مخرب عبارتست از فناوری‌ای که به واسطه آن سلامت یا عدم سلامت تیمار هدف بدون اینکه بر خصوصیات عملکردی آن تأثیر بگذارد، تشخیص داده شود (Cherfaoui, 2012). استفاده از این آزمون‌ها در تمامی حوزه‌های کشاورزی و دامپروری به صورت روز افزون در حال افزایش است. به عنوان مثال تشخیص رسیدگی یا کیفیت میوه‌ها از جمله کاربردهای آزمون غیر مخرب است (Sun et al., 2010; Chen et al., 1991). اگر آزمون غیرمخرب در مورد موجودات زنده به کار گرفته شود، این امکان را فراهم می‌آورد که از درون آن موجود زنده اطلاعاتی را بدست آورد که در شرایط عادی تنها از طریق آزمون‌های مخرب قابل استخراج هستند. همچنین استفاده از آزمون‌های غیرمخرب در حوزه سلامت سنجی موجودات زنده می‌تواند در تشخیص و پیش‌بینی بیماری، ضعف و یا مشکلات دیگر پیش از آنکه به سایر افراد گله سرایت کند، مثر ثمر باشد. از طریق صدای منتشره از پرندگان می‌توان به اطلاعات مفیدی از جمله وضعیت سلامت، نوع گونه، اندازه جثه و غیره دست یافت (Kasten et al., 2010). تشخیص یک بیماری می‌تواند به پی بردن بیماری موجود در دسته حیواناتی که باهم نگهداری می‌شوند بیانجامد. بنابراین با اعمال ترفندهای مختلفی از جمله درمان و یا معدوم کردن نمونه‌های بیمار و همچنین واکسیناسیون نمونه‌های سالم، می‌توان از آسیب رسیدن به سایر پرندگان جلوگیری کرد. اتوماسیون متداول‌ترین پاسخ بشر به فعالیت‌هایی است که به دفعات تکرار می‌شوند (Gaston et al., 2004). در همین راستا آنالیز صدای پرندگان و حیوانات مبحثی است که به تازگی توجه محققین و پژوهشگران را جلب کرده است (Huang et al., 2009).

تشخیص سیگنال به منزله استخراج صدا از محیط پرنوفه در حین ضبط صداست و با توجه به خصوصیات سیگنال استخراج شده، می‌توان به طبقه بندی صدا و ربط آن به گونه پرداخت (Skowronski et al., 2006). الگوریتم‌های یادگیری مانند جداکننده خطی (Simmonds et al., 1996)، درخت تصمیم (Parsons et al., 2000)، شبکه عصبی مصنوعی (Chesmore et al., 1998) و ماشین بردار پشتیبان (Fagerlund, 2007) به دلیل دقت بسیار بالا (۹۰٪ > دقت) در مقایسه با طبقه‌بندی توسط انسان، که علاوه بر زمان بر بودن می‌تواند با خطای بالایی هم همراه باشد، بهترین انتخاب برای شناسایی خودکار گونه‌ها هستند (Acevedo et al., 2009).

چیدد و همکاران (۲۰۰۱) طی پژوهشی به دسته‌بندی خوک‌ها از روی صدای سرفه‌ی آن‌ها پرداختند. در خلال این تحقیق لازم بود که صدای سرفه از سایر نویزهای موجود مانند صدای خرخر تمیز داده شود. آن‌ها الگوریتمی بر پایه شبکه عصبی احتمالی طراحی کردند که با دقت ۹۱/۹٪ این مهم را فراهم می‌آورد (Chedad et al., 2001). چن چانگ هانگ و همکاران (۲۰۰۹) یک سیستم شناسایی خودکار صدای قورباغه به منظور ارائه عمومی جهت آسان شدن مشاوره آنلاین طراحی کردند. صدای نمونه‌ها ابتدا به هجاهای مناسب تقسیم بندی شدند. سپس سه ویژگی مرکز ثقل طیفی، پهنای باند سیگنال و سرعت آستانه عبور به منظور پارامترهای دو طبقه بند K نزدیکترین همسایگی و ماشین بردار پشتیبان استخراج گردید و دقت این طبقه بندها به ترتیب ۸۹٪ و ۹۰/۳۰٪ بدست آمد (Huang et al., 2009).



در این پژوهش سامانه‌ای هوشمند به منظور تشخیص و طبقه‌بندی جوجه مرغ‌های سالم و مبتلا به باکتری کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A طراحی و مورد استفاده قرار گرفته است. بدین منظور ابتدا صدای جوجه‌های سالم و بیمار ضبط شد و ویژگی‌های آماری مربوط به آن‌ها استخراج گردید. در ادامه شبکه عصبی با استفاده از این ویژگی‌ها به تشخیص و طبقه‌بندی پرداخت.

## ۲- مواد و روش‌ها

آزمایشات مربوط به این پژوهش در ماه‌های بهمن و اسفند ۱۳۹۲ در دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس تهران بر روی گروهی از جوجه‌های گوشتی انجام شد. جوجه‌ها به دو دسته تقسیم شدند: دسته اول که تا پایان پژوهش با باکتری تماس نداشتند و به عنوان نمونه‌های سالم شاهد در نظر گرفته شدند و دسته دوم که از طریق تلقیح باکتری کلستریدیوم پرفرینجنس تیپ A در روز چهاردهم آلوده و بیمار گردیدند. بدین ترتیب ۵۰٪ جوجه‌ها به عنوان نمونه‌های سالم و ۵۰٪ دیگر به عنوان نمونه‌های بیمار و در قفس‌های جداگانه جای داده شدند.

نمونه‌ها هر روز درون جعبه‌ای قرار داده می‌شدند و به منظور به حداقل رساندن استرس، ضبط صدا سه دقیقه بعد از آنکه نمونه‌ها درون جعبه نگهداری شدند، توسط یک میکروفن و یک کامپیوتر صورت می‌پذیرفت. صداهای ضبط شده به صورت wav ذخیره شدند و توسط نرم افزار متلب در حوزه‌ی زمان مورد بررسی قرار گرفتند.

### ۲-۱ داده کاوی و کاهش ابعاد

از آنجا که استخراج اطلاعات از سیگنال‌های خام به صورت چشمی امکان پذیر نیست، به منظور بررسی دقیق‌تر نیاز بود که ویژگی‌هایی از این سیگنال‌ها استخراج شود تا بتوان از آن‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی بهره جست. توابع ویژگی توابعی عددی و دارای مقدار خاص هستند و هر یک به نوبه‌ی خود ویژگی یا حالتی از یک سیگنال را بیان می‌کنند. ۲۳ ویژگی از داده‌های این پژوهش اقتباس گردید (جدول ۱). این شاخص‌ها همان توابع ویژگی هستند که توسط محققان دیگر در حوزه داده‌کاوی استفاده شده است و از آن‌ها اطلاعات لازم برای مرحله داده کاوی بدست می‌آید (Lei et al., Khazaee et al., 2013; 2008). در این جدول  $x(n)$  سری زمانی سیگنال و N تعداد نقاط داده‌ها هستند.



فرمول ویژگی‌ها		
$T_1 = \frac{\sum_{i=1}^N x(i)}{N}$	$T_9 = \frac{T_2}{T_4}$	$T_{17} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - T_1)^4}{(N-1)^2}$
$T_2 = \max x(i) $	$T_{10} = \frac{T_2}{\sum_{i=1}^N  x(i) }$	$T_{18} = \frac{4}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T_1)^2$
$T_3 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - T_1)^2}{N-1}}$	$T_{11} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - T_1)^4}{N-1}$	$T_{19} = \frac{4}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T_1)^4$
$T_4 = \left(\frac{\sum_{i=1}^N  x(i) }{N}\right)^2$	$T_{12} = \frac{N}{\sum_{i=1}^N  x(i) }$	$T_{20} = \frac{4}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T_1)^2$
$T_5 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i))^2}{N}}$	$T_{13} = \sqrt[3]{\prod_{i=1}^N x_i}$	$T_{21} = \frac{4}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T_1)^2$
$T_6 = \frac{T_{18}}{T_2^2}$	$T_{14} = \frac{T_2}{T_4} \times 100$	$T_{22} = \frac{T_{18}}{T_2^2}$
$T_7 = \frac{T_2}{T_4}$	$T_{15} = \sum_{i=1}^N \frac{(x(i)-T_1)}{N}$	$T_{23} = \sum_{i=1}^N (x(i))^2$
$T_8 = \frac{T_2}{\sum_{i=1}^N  x(i) }$	$T_{16} = \frac{T_{18}}{T_2^2}$	

در کاهش ابعاد با استفاده از روش FDA، پنج تا از مهمترین ویژگی‌های استخراج شده در مرحله قبل انتخاب شدند (Chiang et al., 2000; Diaf et al., 2013). این پنج ویژگی عبارتند از: ماکزیمم مقدار سیگنال، انحراف معیار، ریشه میانگین مربعات، تقسیم گشتاور مرکزی سوم بر مکعب انحراف معیار و فاکتور کرسٹ. جدول ۲ نام، نماد و فرمول مربوط به تابع ویژگی‌های مذکور را نشان می‌دهد.

جدول ۲- مهم‌ترین ویژگی‌های انتخاب شده با استفاده از روش FDA

ردیف	نام ویژگی	فرمول
۱	ماکزیمم مقدار سیگنال	$T_1 = \max x(i) $
۲	انحراف از معیار	$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - T_1)^2}{N-1}}$
۳	ریشه میانگین مربعات	$T_3 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i))^2}{N}}$
۴	تقسیم گشتاور مرکزی سوم بر مکعب انحراف معیار	$T_4 = \frac{\frac{4}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - T_1)^3}{T_2^3}$
۵	فاکتور کرسٹ	$T_5 = \frac{\max x(i) }{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i))^2}{N}}}$



## ۲-۲ طبقه‌بند

از ویژگی‌های انتخاب شده در مرحله داده کاوی می‌بایست به عنوان ورودی طبقه‌بند استفاده کرد. در این پژوهش از شبکه عصبی شناسایی الگو به منظور شناسایی سیگنال‌ها و طبقه‌بندی جوجه‌های مرغ سالم و بیمار استفاده شد. بدین منظور داده‌ها به سه دسته تقسیم بندی شدند: دسته اول شامل ۷۰٪ داده‌ها، به منظور آموزش شبکه، دسته دوم شامل ۱۵٪ داده‌ها به منظور اعتبار سنجی ساختار شبکه و دسته سوم شامل ۱۵٪ داده‌ها برای آزمون شبکه عصبی در تشخیص و طبقه‌بندی داده‌های جدید استفاده شدند. ساختار شبکه عصبی پیشرو با سه لایه ورودی، پنهان و خروجی و تابع فعالیت تانژانت هایپربولیک تعریف گردید. در لایه ورودی به ازای هر ویژگی یک نرون انتخاب می‌گردد و از آنجا که در مرحله داده‌کاوی ۵ ویژگی انتخاب شد، لایه ورودی شبکه عصبی دارای ۵ نرون ورودی است. لایه خروجی هم به علت داشتن ۲ کلاس، با ۲ نرون تشکیل شد. تعداد نرون‌های لایه پنهان در عملکرد شبکه عصبی بسیار موثر هستند. جدول ۳ نتایج عملکرد شبکه عصبی با تعداد نرون‌های مختلف در روز هشتم بیماری را نشان می‌دهد.

جدول ۳- عملکرد شبکه عصبی با تعداد نرون‌های مختلف لایه پنهان

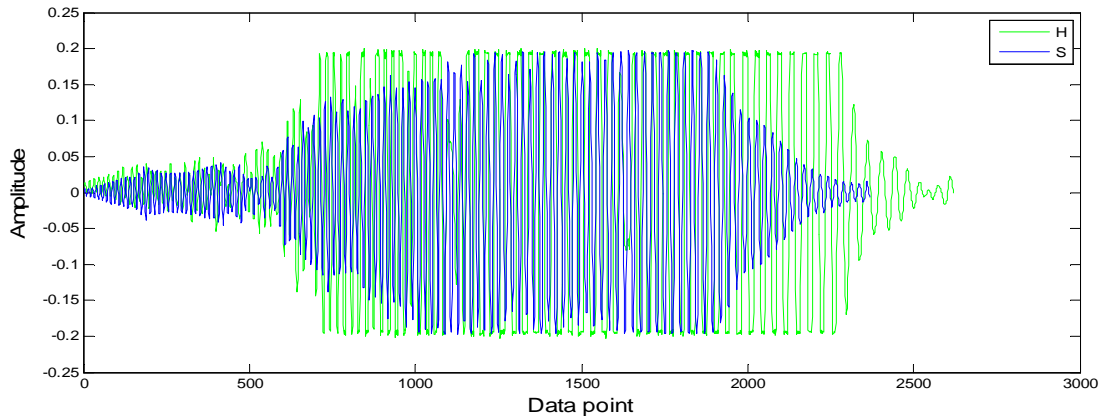
دقت شبکه عصبی بر حسب درصد		تعداد نرون‌های
داده‌های آموزش	داده‌های آزمون	لایه پنهان
۱۰۰٪	۸۷/۵٪	۲
۱۰۰٪	۸۷/۵٪	۳
۱۰۰٪	۱۰۰٪	۴

تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی ثابت است و نتایج این جدول با تغییر تعداد نرون‌های لایه پنهان بدست آمده‌اند. از آنجا که با تعداد ۴ نرون در لایه پنهان به بیشینه دقت شبکه عصبی رسیده شد؛ لذا ساختار شبکه عصبی  $2 \times 4 \times 5$  تعیین گردید.

## ۳- نتایج و بحث

### ۱-۳ سیگنال‌های بدست آمده

در این بخش به نمایش سیگنال صدای دو نمونه از جوجه سالم و بیمار پرداخته می‌شود. همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است، جوجه سالم نسبت به جوجه بیمار از شدت صدای بیشتر و البته یکنواخت‌تری برخوردار است. این موضوع در منابع مختلف نیز گزارش شده است (McKay et al., 2005; Engel et al., 2000).

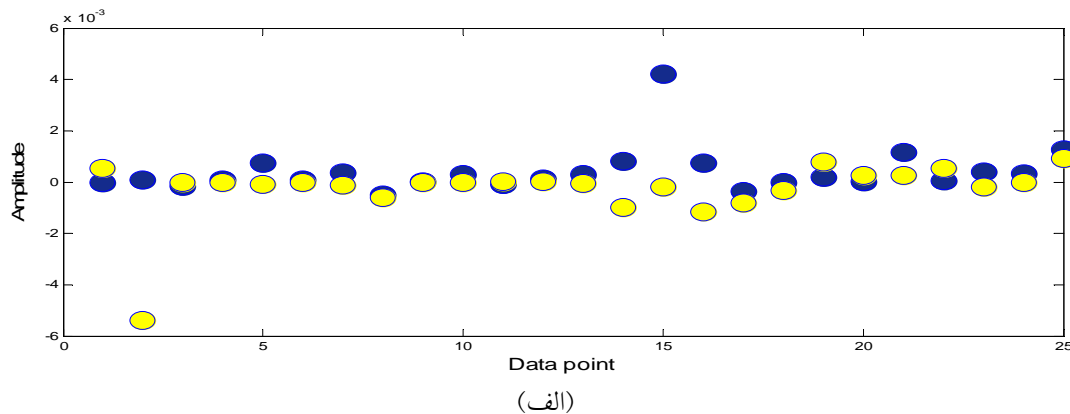


شکل ۱- مقایسه سیگنال دو جوجه سالم و بیمار. H نمودار جوجه سالم. S نمودار جوجه بیمار

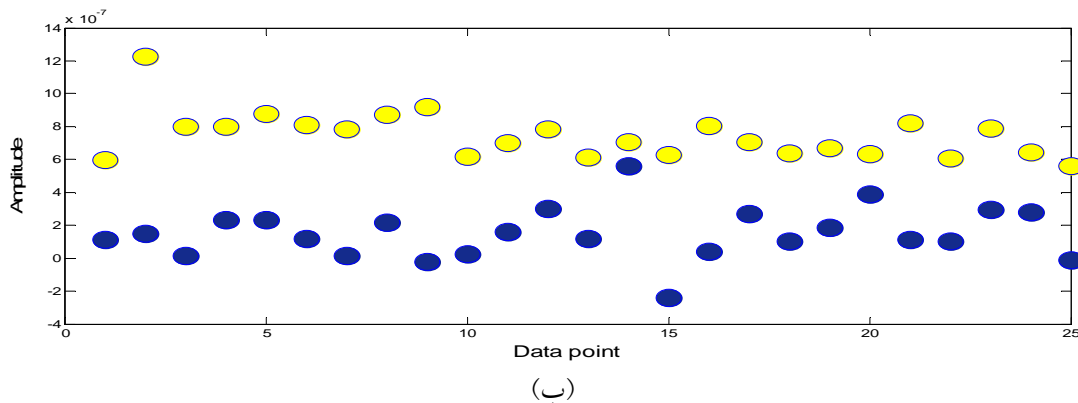
تفاوت‌های یاد شده در بخش استخراج ویژگی نیز مورد تایید قرار گرفته‌اند.

### ۲-۳ نتایج داده کاوی و کاهش ابعاد

در شکل ۴ اهمیت انتخاب یک ویژگی خوب توسط FDA نشان داده شده است. در قسمت الف مقدار سیگنال برای یک ویژگی نه چندان خوب رسم شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در قسمت الف تفاوت چندانی میان دو کلاس وجود ندارد. اما در قسمت ب که نشان از یک ویژگی خوب دارد، تمایز میان دو کلاس به خوبی مشخص شده است.



(الف)



(ب)

شکل ۴- اهمیت کاهش ابعاد و تأثیر انتخاب یک ویژگی خوب بر شناسایی سیگنال‌ها. الف) ویژگی نامناسب، ب) ویژگی مناسب



جدول ۴ مقادیر میانگین برخی از ویژگی‌های انتخاب شده برای دو نمونه سالم و بیمار را نشان می‌دهد. از میان ویژگی‌های آمده در جدول ۴، ماکزیمم مقدار سیگنال و ریشه میانگین مربعات توابعی هستند که شدت و کمیت مقادیر یک سیگنال را نشان می‌دهند. مقادیر بدست آمده نشان می‌دهند که ماکزیمم مقدار و ریشه میانگین مربعات سیگنال صدای جوجه‌های سالم از سیگنال صدای جوجه‌های بیمار بیشتر است. این مقادیر بیان می‌دارند که شدت صدای جوجه‌های سالم بیشتر از صدای جوجه‌های بیمار است. انحراف معیار و فاکتور کرسست نشان از یکنواختی سیگنال دارند. در واقع هرچه انحراف معیار و فاکتور کرسست یک سیگنال بیشتر باشد یعنی آن سیگنال غیر یکنواخت‌تر و مواج‌تر است (McKay et al., 2005).

از این مقادیر مشخص است که صدای پرندگان بیمار نسبت به پرندگان سالم، پراکنده‌تر و غیر یکنواخت‌تر است. بنابراین می‌توان اذعان داشت که نتایج به دست آمده در مرحله استخراج ویژگی، نتایج شهودی حاصل از نمایش سیگنال‌ها را کاملاً تأیید می‌کند. در واقع این مقادیر به وضوح بیان می‌دارند که شدت صدای جوجه‌های سالم بیشتر و البته یکنواخت‌تر از صدای جوجه‌های بیمار می‌باشد (Nowak et al., 1997).

جدول ۴- مقادیر میانگین بدست آمده از سیگنال‌های صدای جوجه‌های سالم و بیمار

ردیف	نام ویژگی	نمونه سالم	نمونه بیمار
۱	ماکزیمم مقدار سیگنال	+٪۱۱۱	----
۲	ریشه میانگین مربعات	+٪۱۰۷	----
۳	انحراف معیار	----	+٪۹۹
۴	فاکتور کرسست	----	+٪۹۸

### ۳-۳ نتایج تشخیص و طبقه‌بندی

این پژوهش شامل ۵۰ نمونه بود و که ۳۴ نمونه برای مرحله آموزش طبقه‌بند (۷۰٪ داده‌ها)، ۸ نمونه به منظور اعتبار سنجی ساختار طبقه‌بند (۱۵٪ داده‌ها) و نهایتاً ۸ نمونه برای مرحله آزمون طبقه‌بند (۱۵٪ داده‌ها) در نظر گرفته شد. جدول ۵ ماتریس اغتشاش شبکه عصبی را برای داده‌های آموزش نشان می‌دهد. در این شکل از ۳۴ نمونه به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. از این ۳۴ نمونه، ۱۵ نمونه (۴۴/۱ درصد داده‌های مرحله آموزش) مربوط به پرند سالم و ۱۹ نمونه (۵۵/۹ درصد داده‌های مرحله آموزش) مربوط به پرند بیمار بود که شبکه عصبی توانست با دقت ۱۰۰٪ نمونه‌های سالم و بیمار را از یکدیگر جدا کند.

جدول ۶ نتایج عملکردی شبکه عصبی در مرحله آزمون را نشان می‌دهد. از ۸ نمونه برای مرحله آزمون استفاده شد که شبکه عصبی با دقت ۱۰۰٪، ۵ نمونه را سالم و ۳ نمونه را بیمار تشخیص داد.



جدول ۶- ماتریس اغتشاش شبکه عصبی برای داده‌های آزمون

خروجی شبکه عصبی مصنوعی			
	سالم	بیمار	دقت (%)
سالم	۵	۰	٪ ۱۰۰
بیمار	۰	۳	٪ ۱۰۰
دقت میانگین = ٪ ۱۰۰			

جدول ۵- ماتریس اغتشاش شبکه عصبی برای داده‌های آموزش

خروجی شبکه عصبی مصنوعی			
	سالم	بیمار	دقت (%)
سالم	۱۵	۰	٪ ۱۰۰
بیمار	۰	۱۹	٪ ۱۰۰
دقت میانگین = ٪ ۱۰۰			

#### ۴- نتیجه گیری

در این پژوهش به تجزیه و تحلیل صدای منتشره از جوجه‌های خروس سالم و بیمار پرداخته شد و سامانه‌ای هوشمند جهت تشخیص و طبقه‌بندی نمونه‌ها از یکدیگر طراحی گردید. ۲۳ ویژگی برای ۵۰ نمونه استخراج گردید که از این ۲۳ ویژگی با استفاده از روش FDA، ۵ تابع ویژگی در مرحله داده کاوی و کاهش ابعاد انتخاب شد. این ویژگی‌ها بعنوان ورودی شبکه عصبی به کار گرفته شدند تا بر اساس آن‌ها عملکرد شبکه بررسی گردد. دقت شبکه عصبی در مرحله آموزش و آزمون ٪۱۰۰ بدست آمد. نتایج این پژوهش نشان از مفید و موثر بودن روش‌های هوشمند در تشخیص بیماری پرندگان و اندیشیدن چاره برای برطرف کردن بیماری قبل از فراگیر شدن همگانی آن دارد. به منظور کاربردی شدن بیشتر این روش می‌بایست بیماری‌های مختلف و رایج دیگر نیز با روش‌های مشابه تجزیه و تحلیل گردند.

#### منابع و مآخذ

1. Acevedo, M. A. Corrada-Bravo, C. J. Corrada-Bravo, H. Villanueva-Rivera, L. J. & Aide, T. M. 2009. Automated classification of bird and amphibian calls using machine learning: A comparison of methods. *Ecological Informatics*, 4(4), 206-214 .
2. Chedad, A. Moshou, D. Aerts, J.-M. Van Hirtum, A. Ramon, H. & Berckmans, D. 2001. AP—Animal Production Technology: Recognition System for Pig Cough based on Probabilistic Neural Networks. *Journal of agricultural engineering research*, 79(4), 449-457 .
3. Chen, P & Sun, Z. 1991. A review of non-destructive methods for quality evaluation and sorting of agricultural products. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 49, 85-98 .
4. Cherfaoui, M. 2012. Innovative Techniques in Non-Destructive Testing and Industrial Applications on Pressure Equipment. *Procedia Engineering*, 46, 266-278 .
5. Chesmore, E. Femminella, O. & Swarbrick, M. 1998. Automated analysis of insect sounds using time-encoded signals and expert systems—a new method for species identification. *Information technology, plant pathology and biodiversity*, 273-287 .
6. Chiang, L. H. Russell, E. L. & Braatz, R. D. 2000. Fault diagnosis in chemical processes using Fisher discriminant analysis, discriminant partial least squares, and principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 50(2), 243-252 .
7. Diaf, A. Boufama, B. & Benlamri, R. 2013. Non-parametric Fisher's discriminant analysis with kernels for data classification. *Pattern Recognition Letters*, 34(5), 552-558 .





- 8.Engel, S. J. Gilmartin, B. J. Bongort, K. & Hess, A. 2000. *Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining*. Paper presented at the Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE.
- 9.Fagerlund, S. 2007. Bird Species Recognition Using Support Vector Machines. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007(1), 038637 .
- 10.Ficken, M. & Wages, D. 1997. Necrotic enteritis. *Diseases of poultry*, 10, 261-264 .
- 11.Gaston, K. J. & O'Neill, M. A. 2004. Automated species identification: why not? *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 359(1444), 655-667 .
- 12.Huang, C.-J. Yang, Y.-J. Yang, D.-X. & Chen, Y.-J. 2009. Frog classification using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 36(2),3737-3743.
- 13.Kasten, E. P. McKinley, P. K. & Gage, S. H. 2010. Ensemble extraction for classification and detection of bird species. *Ecological Informatics*, 5(3), 153-166 .
- 14.Khazaei, M. Ahmadi, H. Omid, M. Banakar, A. & Moosavian, A. 2013. Feature-level fusion based on wavelet transform and artificial neural network for fault diagnosis of planetary gearbox using acoustic and vibration signals. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 55(6), 323-330 .
- 15.Lei, Y. He, Z. & Zi, Y. 2008. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery. *Expert Systems with Applications*, 35(4), 1593-1600 .
- 16.McKay, C. Fujinaga, I. & Depalle, P. 2005. *jAudio: A feature extraction library*. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Music Information Retrieval.
- 17.Nowak, M. A. Wagoner, R. V. Begelman, M. C. & Lehr, D. E. 1997. The 67 Hz Feature in the Black Hole Candidate GRS 1915+ 105 as a Possible. *The Astrophysical Journal Letters*, 477(2), L91 .
- 18.Parsons, S. & Jones, G. 2000. Acoustic identification of twelve species of echolocating bat by discriminant function analysis and artificial neural networks. *Journal of Experimental Biology*, 203(17), 2641-2656 .
- 19.Simmonds, J. E. Armstrong, F. & Copland, P. J. 1996. Species identification using wideband backscatter with neural network and discriminant analysis. *ICES Journal of Marine Science: Journal du Conseil*, 53(2), 189-195 .
- 20.Skowronski, M. D. & Harris, J. G. 2006. Acoustic detection and classification of microchiroptera using machine learning: Lessons learned from automatic speech recognition. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 119(3), 1817-1833 .
- 21.Sun, T. Huang, K. Xu, H. & Ying, Y. 2010. Research advances in nondestructive determination of internal quality in watermelon/melon: A review. *Journal of food engineering*, 100(4), 569-577 .



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



## Detection of infected chickens based on their sound signals Case study: Clostridium perfringens type A

### Abstract

In this article, an intelligent method was employed for detection and classification of infected chickens by Clostridium perfringens type A bacteria based on their sound signals. To do this, the birds were divided to two categories. Clostridium perfringens type A bacteria was inoculated into the birds of one category on the 14<sup>th</sup> day. Every day the chickens's sound was recorded by a microphone and a data collection card. Sound's signals were analyzed in time domain and in the feature extractoin step, 23 features were extracted. Five important features were selected by using Fisher discriminate analysis (FDA) method and were used as a input of Artificial neural network. Neural network pattern recognition (NNPR) was used as classifier in this article. First, neural network was trained by 34 samples and after that was examined by 8 samples. Neural network accuracy was obtained 100 % eight day after inoculation.

**Keywords:** birds sound classification, Artificial neural network, data mining, dimensionality reduction